

Таблица 3 – Обнаружение неизвестных атак

тип	кол-во	обнаружено	тип	кол-во	обнаружено
Normal	75952	74340 (97.88%)	Multihop*	7	5 (71.43%)
Back	2203	2169 (98.46%)	Phf*	4	0 (0.00%)
Land*	1	1 (100.00%)	Spy*	2	0 (0.00%)
Neptune	901	900 (99.89%)	Warezcclient	1015	981 (96.65%)
Buffer_overflow	30	26 (86.67%)	Warezmater	20	19 (95.00%)
Loadmodule	9	9 (100.00%)	Ipsweep	9	9 (100.00%)
Perl*	3	0 (0.00%)	Nmap*	2	2 (100.00%)
Rootkit*	7	3 (42.86%)	Portsweep	15	15 (100.00%)
ftp_write*	6	5 (83.33%)	Satan	10	8 (80.00%)
Guess_passwd	53	53 (100.00%)			

\* - атаки, которые отсутствовали в обучающей выборке

Из таблицы 3 следует, что многие записи о неизвестных системе обнаружения вторжений атаках были правильно отработаны как “атака”. Это свидетельствует о том, что такая мультиагентная система обладает способностью к обобщению и может использоваться для обнаружения ранее неизвестных типов активности в сети.

### ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В данной работе предложена концептуальная модель построения мультиагентной нейронной сети на базе механизмов искусственных иммунных систем и искусственных нейронных сетей.

Такая система характеризуется: i) гибкостью, ii) распределенностью, iii) самоорганизацией, iv) возможностью дообучения в процессе работы.

### Литература

1. Войцехович, Л.Ю., Головки, В.А., Кочурко П.А. и Войцехович Г.Ю. Система обнаружения атак как основной элемент защиты компьютерной сети / Л.Ю. Войцехович, В.А. Головки, П.А. Кочурко и Г.Ю. Войцехович // Вестник БрГТУ. – 2008. - №5(53): Физика, математика, информатика. – С. 12-19.
2. 1999 KDD Cup Competition. - Information on: <http://kdd.ics.uci.edu/databases/kddcup99/kddcup99.html>.
3. Vaitsekhovich, L. and V. Golovko. Employment of neural network based classifier for intrusion detection / L. Vaitsekhovich and V. Golovko // Acta Mechanica et Automatica. Bialostok Technical University. Faculty of Mechanical Engineering. – 2008. – Vol. 2, No 4(6). – P. 93-98.

УДК 62-529

## ПРИМЕНЕНИЕ ПОСЛЕДОВАТЕЛЬНОГО НЕЙРОКОНТРОЛЛЕРА В АСУТП

**Иванюк Д. С., Головки В.А., Шуть В.Н.**

УО «Брестский государственный технический университет», г. Брест  
ОАО «Савушкин продукт», г. Брест

Нейроуправление – наука относительно молодая, одна из задач которой заключается в построении систем управления (систем принятия решений), которые могут обучаться во время функционирования и таким образом улучшать свою эффективность работы. Для того чтобы алгоритмы управления могли применяться на практике, они должны быть достаточно простыми для реализации и понимания, обладать способностью к обучению,

гибкостью, устойчивостью, нелинейностью. Таким образом, нейронные сети из-за своей способности обучаться на основе соотношения «вход-выход», нелинейными обобщающими способностями пригодны для решения задач управления, которые принципиально связаны с нелинейными характеристиками. В настоящее время существует большое количество подходов к нейронному управлению. В данной статье рассматривается возможность применения последовательного нейроконтроллера для управления технологическим процессом. В такой последовательной схеме управления нейронная сеть непосредственно обучается отображению желаемых (опорных) сигналов в управляющие воздействия, необходимые для получения таких сигналов. Для исследования использовались технологические данные работы проекта «Танки 1-12», созданного в SCADA-системе «EasyServer» на предприятии ОАО «Савушкин продукт». Нейроконтроллер был реализован в виде отдельного модуля (язык C++) для программируемого контроллера управления технологическим процессом ICPCON 7186EXD. Далее он был внедрен в систему управления пастеризационной установкой №2 в проект «Танки 1-12».

### Последовательная схема управления

Данная схема наиболее проста, что является как основным достоинством (несмотря на относительную простоту, подходит для решения широкого круга задач), так и недостатком (требует переобучения при изменении параметров объекта управления). Общая схема приведена на рисунке 1.



Рисунок 1 – Последовательная схема нейронного управления

**Обучение контроллера** происходит следующим образом: предположим, что в момент времени  $t+1$  в памяти хранится текущее значение выхода  $y(t+1)$ ,  $q+n$  значений того же процесса в предшествующие моменты времени и  $p+n$  значений входного процесса  $u$  (управляющее воздействие) в предшествующие моменты времени (таким образом,  $p, q$  определяют размер окна для выходного и управляющего сигнала соответственно,  $n$  – количество обучающих выборок).

Обучающую выборку нейронной сети (нейроконтроллера) можно представить в виде матрицы, строки которой характеризуют векторы, которые подаются на вход сети. Пусть только что получена величина  $y(10)$ , а  $y(11)$  еще не известна, и  $p=3, q=3, n=3$ . Также величины  $y(9), y(8), \dots, y(5)$  и  $u(9), u(8), \dots, u(5)$  имеются в памяти. Тогда получаем:

$$X = \begin{bmatrix} y(7) & y(6) & y(5) & u(7) & u(6) & u(5) \\ y(8) & y(7) & y(6) & u(8) & u(7) & u(6) \\ y(9) & y(8) & y(7) & u(9) & u(8) & u(7) \end{bmatrix}$$

Эталонные значениями для обучения соответственно будут величины  $u(8), u(9), u(10)$ . То есть контроллер прогнозирует значение управляющего воздействия на основе предыдущих значений входа и выхода.

Таким образом, если имеются сохраненные данные о работе системы за некоторый интервал, то их можно использовать для предварительного обучения контроллера.

### Нейроконтроллер объекта управления на основе прямого инверсного обучения.

В проекте «Танки 1-12» реализовано управление пастеризационной установкой №2. Схема установки приведена на рисунок 2.

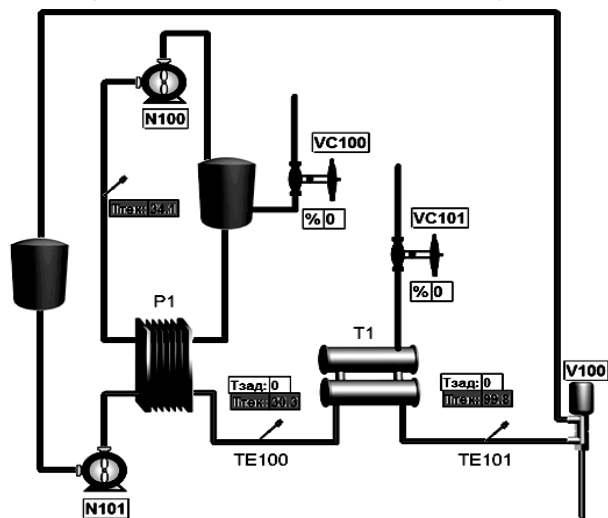
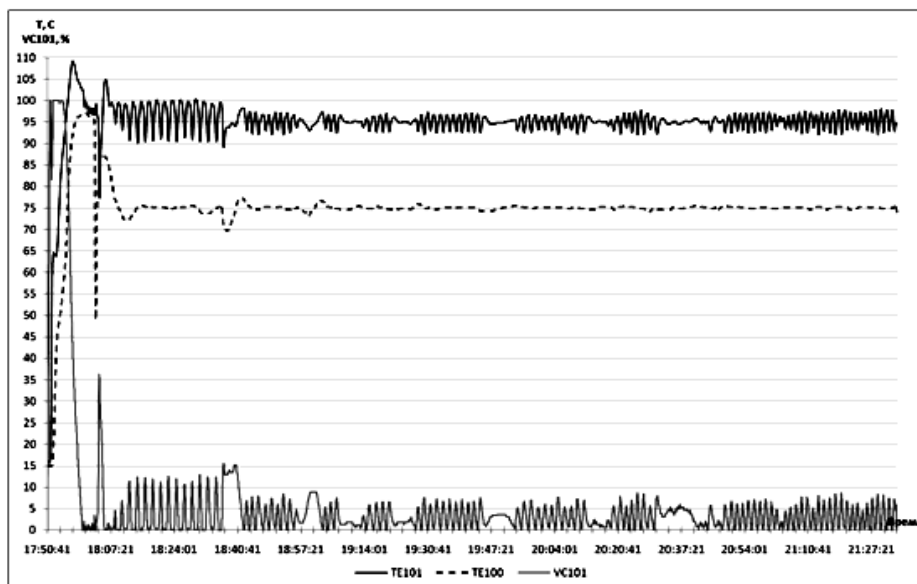


Рисунок 2 – Схема пастеризационной установки №2

Установка в режиме пастеризации работает следующим образом: молоко из бака насосом N101 подается в пластинчатый теплообменник P1, где оно подогревается, далее идет на гомогенизатор, затем пастеризуется в трубчатом теплообменнике T1. Управление заключается в поддержании температур TE100 (температура гомогенизации) и TE101 (температура пастеризации) в заданных пределах путем открытия управляемых паровых клапанов VC100 и VC101. Температура TE100 должна поддерживаться в пределах  $75 \pm 2$  °C, TE101 –  $95 \pm 2$  °C.

В качестве нейроконтроллера был выбран многослойный персептрон со следующей структурой: 30 входных элементов, 15 – скрытых, 1 – выходной. В качестве функции активации скрытых нейронов использовалась сигмоидная функция, выходных – линейная. Для обучения использовались сохраненные данные работы установки № 2. Обучение производилось на первых 300 точках данных (рисунок 3), размер окна – 10. Далее обученная сеть прогнозировала вход системы.

Для обучения использовались сохраненные данные работы установки № 2. Обучение производилось на первых 300 точках данных (рисунок 3), размер окна – 10. Далее обученная сеть прогнозировала вход системы.



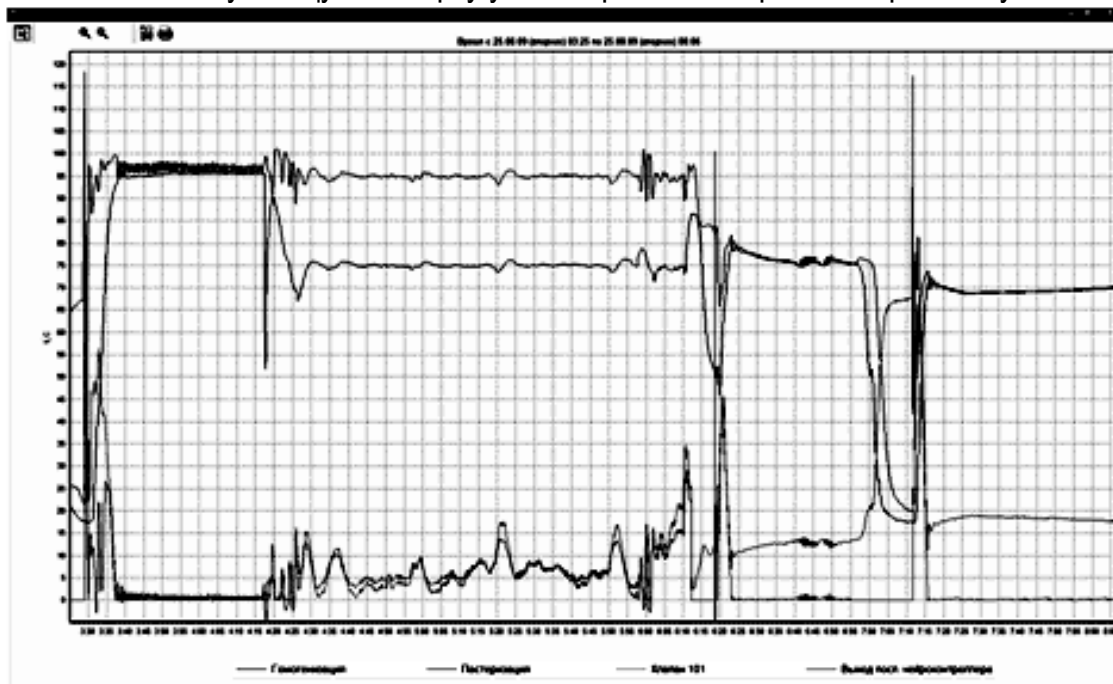
производилось на первых 300 точках данных (рисунок 3), размер окна – 10. Далее обученная сеть прогнозировала вход системы.

Рисунок 3 – График работы установки №2

Обучение происходило на персональном компьютере со следующими параметрами: процессор E6550 2.33ГГц, память 2Гб, операционная система Windows Vista Business. Таблица 1 отражает ход обучения. Обучение до точности 0.02 произошло за 19517 итераций (140 сек), до точности 0.012 – 188385 итераций (21 мин). После обучения такой нейроконтроллер повторяет действия обычного ПИД-контроллера с достаточной точностью и может использоваться как его замена.

### Тестирование нейроконтроллера в составе проекта

Для тестирования нейроконтроллер был встроен в программу управления технологическим проектом «Танки 1-12». Как видно из графика, на участке, где проводилось обучение (режим работы – пастеризация), нейроконтроллер практически точно повторяет управление ПИД-контроллера (Рисунок 4). На остальных участках (режим работы – мойка) нейроконтроллер управляет с некоторым постоянным смещением относительно ПИД-контроллера, величина которого зависит от режима. Это объясняется тем, что установка переходит в новый режим, меняются параметры ее работы, и выход нейроконтроллера уже не соответствует требованиям управления. Для устранения данного недостатка необходимо включить в обучающую выборку участки различных режимов работы установки.



**Рисунок 4 – Работа последовательного нейроконтроллера.  
Полный цикл работы установки (работа, мойка)**

### Выводы

Последовательный нейроконтроллер может успешно использоваться в качестве замены обычного ПИД-контроллера. На его основе могут быть построены любые нелинейные системы управления, если имеются необходимые для обучения сохраненные данные работы системы (например, работа системы в режиме ручного управления). Если в системе используются несколько ПИД-контроллеров (для разных режимов работы), то нейроконтроллер может использоваться как единый регулятор работы системы во всех режимах (после соответствующего обучения).

### Литература

1. Neurocontrol: An Overview for the Practitioner. – [http://www.werbos.com/Neural/Neurocontrollers\\_1999.htm](http://www.werbos.com/Neural/Neurocontrollers_1999.htm).
2. Сигеру Омату. Нейроуправление и его приложения. Книга 2 / Сигеру Омату, Марзуки Халид, Рубия Юсоф. – М.: Издательское предприятие редакции журнала «Радиотехника», 2000.
3. Усков, А.А. Интеллектуальные технологии управления. Искусственные нейронные сети и нечеткая логика / А.А. Усков, А.В. Кузьмин. – М.: Горячая линия – Телеком, 2004.